

IMPLEMENTASI MASK-RCNN PADA DATASET KECIL CITRA SEL DARAH MERAH BERDASARKAN KRITERIA WARNA SEL

¹⁾Dyah Aruming Tyas, ²⁾Tri Ratnaningsih

¹⁾Program Studi S1 Ilmu Komputer, Departemen IKE, Fakultas MIPA, Universitas Gadjah Mada

¹⁾Gedung C, Lantai 4, Sekip Utara Bulaksumur Yogyakarta 55281

²⁾Departemen Patologi Klinik dan Kedokteran Laboratorium, Fakultas Kedokteran – Kesehatan Masyarakat dan Keperawatan, Universitas Gadjah Mada

E-mail : dyah.aruming.t@ugm.ac.id, triratnaningsih@ugm.ac.id

ABSTRAK

Pemeriksaan morfologi sel darah merah merupakan salah satu alat bantu penegakan diagnosis pada beberapa penyakit, salah satunya anemia. Perkembangan penerapan teknologi pengolahan citra digital, kecerdasan artifisial dan *computer-aided diagnosis* membuka peluang untuk menyelesaikan berbagai permasalahan terkait citra medis. Sel darah merah yang saling menempel atau bertumpuk merupakan tantangan dalam proses segmentasi sel darah merah yang pada akhirnya berpengaruh pada hasil pengenalan jenis sel. Metode yang dapat melakukan *instance segmentation* sangat diperlukan untuk mengatasi masalah tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma Mask-RCNN pada dataset kecil citra sel darah merah dan mengevaluasi performa hasil prediksi. Berdasarkan hasil penelitian sel-sel darah merah yang menempel dapat dideteksi secara individual oleh model dan akurasi hasil deteksi sel adalah 68,27%. Mask-RCNN dapat digunakan untuk *instance segmentation* sel darah dan deteksi sel darah pada dataset kecil namun akurasi model masih perlu ditingkatkan. Oleh sebab itu perlu dilakukan penelitian selanjutnya dengan menambah jumlah dataset yang digunakan.

Kata Kunci: Mask-RCNN, deteksi, sel darah merah

ABSTRACT

Examination of red blood cell morphology is one of the diagnostic aids for several diseases, one of which is anemia. The development of the application of digital image processing technology, artificial intelligence, and computer-assisted diagnosis opens opportunities to solve various problems related to medical images. Red blood cells sticking together or overlapping is a challenge in the red blood cell segmentation process which ultimately affects the results of cell type identification. A method that can perform instance segmentation is needed to overcome this problem. This study aims to implement the Mask-RCNN algorithm on a small red blood cell image dataset and evaluate the prediction results' performance. Based on the research results, the attached red blood cells can be detected individually by the model, and the accuracy of the cell detection results is 68.27%. Mask-RCNN can be used for blood cell segmentation instances and blood cell detection on small datasets, but the model accuracy still needs to be improved. Therefore it is necessary to do further research by increasing the number of datasets used.

Keyword: Mask-RCNN, detection, red blood cells.

PENDAHULUAN

Pemeriksaan darah dapat menjadi salah satu alat bantu dalam penegakan diagnosa penyakit tertentu. Salah satunya adalah penyakit Thalassemia, merupakan salah satu jenis anemia, yang memerlukan pemeriksaan morfologi sel darah untuk mengetahui keberadaan sel abnormal. Berdasarkan panduan ICSH [1] morfologi sel darah merah dapat dikenali berdasarkan tiga kriteria, yaitu bentuk, ukuran, dan warnanya. Berdasarkan kriteria ukuran, sel darah merah memiliki

ukuran besar, normal, dan kecil. Berdasarkan kriteria warna, sel darah merah memiliki warna hiperkrom, norma, dan hipokrom. Dari kriteria bentuk, sel darah merah memiliki lebih dari lima belas jenis sel.

Dewasa ini penerapan teknologi pengolahan citra digital banyak ditemui pada bidang medis. Bills et al., membuat perhitungan sel darah berbasis Smartphone [2], Tyas et al., mengklasifikasikan sel darah merah pada kasus thalassemia [3]. Li et al., melakukan penelitian terkait segmentasi sel darah putih

menggunakan metode transformasi ruang warna dan multiclass weighted loss [4]. Beberapa penelitian terkait tumor otak menggunakan pembelajaran mesin mendalam telah dilakukan dengan menggunakan data MRI [5]–[7].

Berbagai penelitian terkait segmentasi sel darah merah telah dilakukan oleh beberapa peneliti, diantaranya Navya et al., mengusulkan model klasifikasi otomatis untuk mengklasifikasikan sel darah menjadi sel darah putih dan sel darah merah dari gambar hapusan darah kering menggunakan berbagai algoritma ML. Model klasifikasi yang diusulkan menemukan bahwa pengklasifikasi regresi logistik paling cocok untuk dataset yang digunakan dengan akurasi 97%, TPR 94%, dan presisi 100% [8]. Klasifikasi sel darah merah telah dilakukan oleh Tyas et al., berdasarkan ciri morfologi sel menggunakan MLP [3].

Permasalahan yang sering muncul pada kasus segmentasi sel darah merah adalah terdapat sel darah merah yang menempel atau bertumpuk yang tidak dapat disegmentasi dengan baik. Hal ini akan berdampak pada hasil pengenalan jenis sel. Perkembangan berbagai algoritma pembelajaran mesin mendalam memunculkan peluang untuk melakukan segmentasi terhadap permasalahan segmentasi tersebut. Salah satunya adalah metode Mask-RCNN yang merupakan salah satu algoritma pembelajaran mesin mendalam yang memberikan output berupa kelas, bounding box dan mask dari tiap objek yang terdeteksi [9].

Contoh penerapan metode deep learning dalam kasus medis adalah Abas et al., menggunakan metode YOLO dan CNN untuk melakukan deteksi dan klasifikasi sel leukosit (sel darah putih) pada kasus leukemia. Penelitian ini berhasil memperoleh performa deteksi dengan

presisi mencapai 96% dan akurasi 94,6% pada klasifikasi leukosit [10]. Pada kasus sel darah merah, Saphietra telah menggunakan metode instance segmentation mask-RCNN dan metode YOLOv3, YOLOv3-SPP dan YOLOv4 untuk mengklasifikasikan sel darah merah, namun performa yang diperoleh masih perlu ditingkatkan [11].

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan mask-rcnn pada dataset kecil citra sel darah merah dan mengevaluasi performa hasil prediksi metode tersebut.

METODE

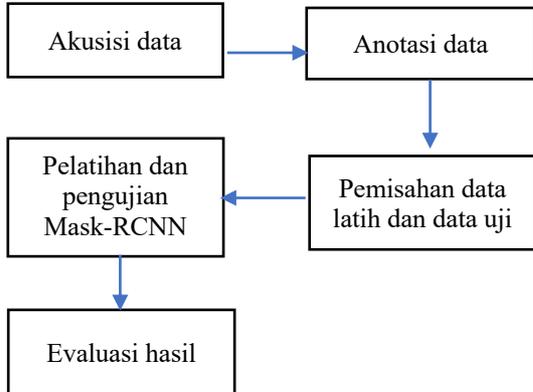
Analisis Kebutuhan

Dalam penelitian ini dibutuhkan data berupa citra sel darah merah. Citra tersebut dapat diperoleh dari preparat darah kering yang difoto menggunakan kamera khusus pada mikroskop. Dari setiap preparat akan difoto beberapa lapang pandang (area). Dalam satu citra lapang pandang terdapat sejumlah sel darah merah yang dapat diamati. Selanjutnya diperlukan proses anotasi data untuk melabeli setiap sel yang ada pada citra lapang pandang menggunakan software VGG Image Annotator (VIA). Selanjutnya dibutuhkan tools Google Colaboratory untuk implementasi Mask-RCNN dengan bahasa pemrograman Python.

Tahapan penelitian

Penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1. Tahap Akuisisi data merupakan proses pengambilan citra dari preparate hapusan darah kering yang berasal dari individu normal dan pasien thalassemia. Setelah proses akuisisi data dilakukan proses anotasi data menggunakan software VGG Image Annotator (VIA). Tahapan berikutnya adalah proses pemisahan data latih dan data uji yang dilanjutkan dengan proses pelatihan dan pengujian menggunakan

algoritma Mask-RCNN. Proses pelatihan dan pengujian dilakukan berdasarkan parameter penelitian sebelumnya [12]. Tahap terakhir adalah evaluasi hasil.

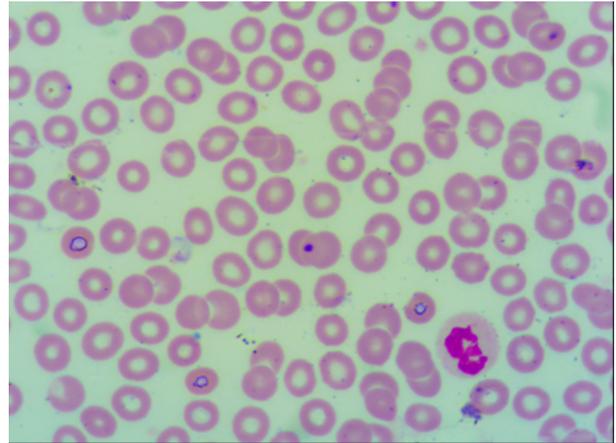


Gambar 1. Tahapan penelitian

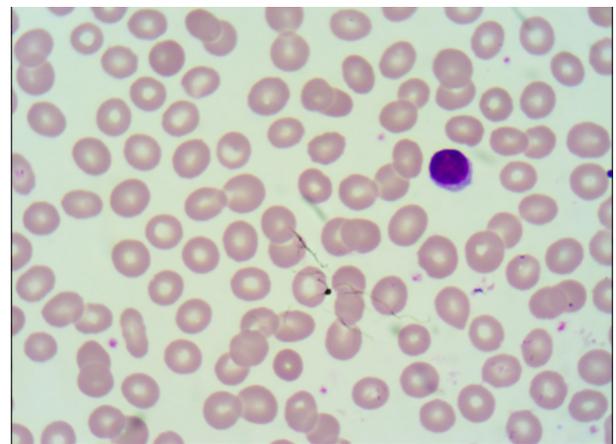
HASIL

Akuisisi dan Anotasi Data

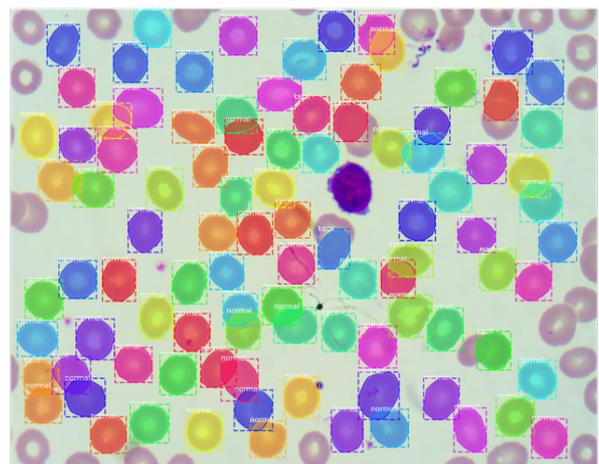
Kamera khusus untuk mikroskop digunakan pada proses akuisisi citra. Dalam penelitian ini digunakan 20 citra lapang pandang pada proses pelatihan dan 10 citra lapang pandang pada proses pengujian. Contoh sampel citra untuk pelatihan ditunjukkan pada Gambar 2 sedangkan sampel citra untuk pengujian ditunjukkan pada Gambar 3. Karakteristik sel darah merah berupa bentuk, ukuran dan warna akan diamati oleh seorang ahli (dokter patologi klinik) ketika melakukan pengamatan secara mikroskopik. Hasil anotasi data ditunjukkan pada Gambar 4. Setiap sel pada citra diberi mask dan nama kelas sel yang sesuai. Pada penelitian ini, kelas sel menggunakan kriteria warna yaitu hipokrom, normal, hiperkrom dan undefined.



Gambar 2. Sampel data latih citra preparete darah kering [12]



Gambar 3. Sampel data uji citra preparete darah kering[12]



Gambar 4. Sampel hasil akuisisi data [12]

Evaluasi Hasil

Dalam penelitian ini Backbone yang digunakan

oleh Mask R-CNN adalah jaringan ResNet-50. Proses pelatihan menggunakan learning rate 0.001, epoch 200, dan nilai skala RPN Anchor adalah (8,16,32,64,128) yang merupakan nilai default dari jaringan ResNet-50.

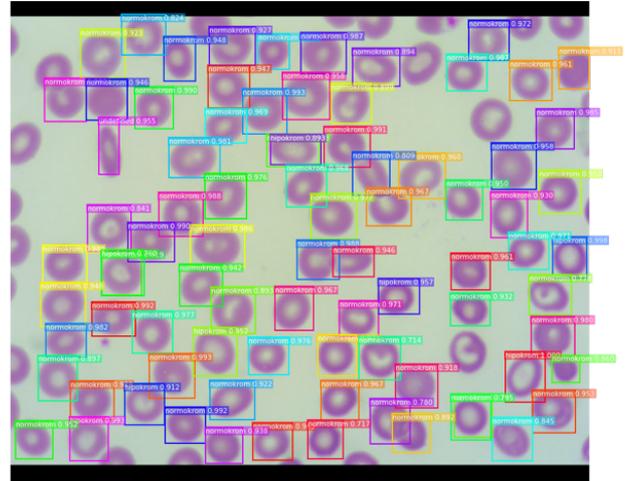
Hasil pengujian pada 10 citra data uji ditunjukkan dalam confusion matrix pada Gambar 5. Terdapat 4 kelas sel berdasarkan kriteria warna sel ditambah 1 kelas yaitu kelas background. Berdasarkan confusion matrix yang diperoleh, dapat dilihat bahwa pada kelas hipokromik, model berhasil mendeteksi dengan benar 203 sel kelas hipokromik dari total 267 sel kelas hipokromik yang ada. Pada kelas normokrom, model berhasil mendeteksi dengan benar kelas normokrom sejumlah 467 sel dari total 570 sel kelas normokrom. Namun model tidak dapat mendeteksi dengan benar 3 sel kelas hiperkrom dan hanya dapat mendeteksi 10 sel dengan kelas undefined dari total 97 sel kelas undefined. Berdasarkan hasil deteksi, maka diperoleh akurasi deteksi model adalah 68,27%.

Prediksi	back ground	0	5	33	0	23	61 0,00%
	hipo krom	16	203	68	3	10	300 67,67%
	normo krom	43	54	467	0	54	618 75,57%
	hiper krom	0	0	0	0	0	0 0,00%
	un defined	0	5	2	0	10	17 58,82%
	total	59	267	570	3	97	996
	(kolom)	0,00%	76,03%	81,93%	0,00%	10,31%	68,72%
	back ground	hipo krom	normo krom	hiper krom	un defined	total (baris)	
	Aktual						

Gambar 5. Confusion matrix hasil deteksi sel

Sampel hasil deteksi model ditunjukkan pada Gambar 6. Dari hasil deteksi model dapat dilihat bahwa model dapat mendeteksi sebagian besar sel darah merah. Beberapa sel yang saling menempel juga dapat dideteksi sebagai sel

terpisah oleh model.



Gambar 6 Sampel hasil deteksi model

Rendahnya akurasi model dapat disebabkan minimnya jumlah data latih yang digunakan. Proses anotasi data yaitu proses penentuan ground truth juga cukup berpengaruh. Dapat dilihat dari confusion matrix bahwa terdapat 59 objek yang seharusnya adalah background terdeteksi sebagai 16 sel kelas hipokromik dan 43 sel kelas normokromik. Hal ini terjadi karena terdapat objek sel yang tidak termasuk sebagai *ground truth* pada proses anotasi, namun model mengenali objek sel tersebut pada proses deteksi. Selain itu, *background* yang ikut tersegmentasi oleh model biasanya merupakan sel yang berada pada area tepi citra.

KESIMPULAN

Penelitian ini telah mengimplementasikan metode Mask-RCNN pada dataset kecil sel darah dan menunjukkan bahwa metode Mask-RCNN berpeluang untuk digunakan dalam penyelesaian kasus medis terkait citra sel darah. Berdasarkan hasil penelitian ini, diperoleh akurasi deteksi sel dari model Mask-RCNN pada dataset yang digunakan adalah 68,27%. Model dapat mendeteksi sel-sel yang menempel sebagai sel terpisah. Pada penelitian

selanjutnya dapat dilakukan implementasi Mask-RCNN dengan menggunakan dataset dengan jumlah yang lebih besar dan menggunakan kriteria sel yang lain sebagai kelas sel pada proses deteksi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. Palmer *et al.*, “ICSH recommendations for the standardization of nomenclature and grading of peripheral blood cell morphological features,” *Int J Lab Hematol*, vol. 37, no. 3, pp. 287–303, Jun. 2015, doi: 10.1111/ijlh.12327.
- [2] M. v Bills, B. T. Nguyen, and J.-Y. Yoon, “Simplified White Blood Cell Differential: An Inexpensive, Smartphone- and Paper-Based Blood Cell Count,” *IEEE Sens J*, vol. 19, no. 18, pp. 7822–7828, 2019, doi: 10.1109/JSEN.2019.2920235.
- [3] D. A. Tyas, S. Hartati, A. Harjoko, and T. Ratnaningsih, “Morphological, Texture, and Color Feature Analysis for Erythrocyte Classification in Thalassemia Cases,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 69849–69860, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2983155.
- [4] H. Li, X. Zhao, A. Su, H. Zhang, J. Liu, and G. Gu, “Color Space Transformation and Multi-Class Weighted Loss for Adhesive White Blood Cell Segmentation,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 24808–24818, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2970485.
- [5] H. H. Sultan, N. M. Salem, and W. Al-Atabany, “Multi-Classification of Brain Tumor Images Using Deep Neural Network,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 69215–69225, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2919122.
- [6] C. Ge, I. Y.-H. Gu, A. S. Jakola, and J. Yang, “Enlarged Training Dataset by Pairwise GANs for Molecular-Based Brain Tumor Classification,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 22560–22570, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2969805.
- [7] S. Ahmad and P. K. Choudhury, “On the Performance of Deep Transfer Learning Networks for Brain Tumor Detection Using MR Images,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 59099–59114, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3179376.
- [8] K. T. Navya, K. Prasad, and B. M. K. Singh, “Classification of blood cells into white blood cells and red blood cells from blood smear images using machine learning techniques,” in *2021 2nd Global Conference for Advancement in Technology (GCAT)*, 2021, pp. 1–4. doi: 10.1109/GCAT52182.2021.9587524.
- [9] K. He, G. Gkioxari, P. Dollar, and R. Girshick, “Mask R-CNN,” in *2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Oct. 2017, pp. 2980–2988. doi: 10.1109/ICCV.2017.322.
- [10] S. M. Abas, A. M. Abdulazeez, and D. Q. Zeebaree, “A YOLO and convolutional neural network for the detection and classification of leukocytes in leukemia,” *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 25, no. 1, p. 200, Jan. 2022, doi: 10.11591/ijeecs.v25.i1.pp200-213.
- [11] D. I. Saphietra, “Klasifikasi Sel Darah Merah Untuk Skrining Thalasemia Minor Menggunakan Transfer Learning Convolutional Neural Network,” Skripsi, UGM, Yogyakarta, 2021.
- [12] D. A. Tyas and T. Ratnaningsih, “Analisis Segmentasi Sel Darah Merah berbasis Mask-RCNN,” *Journal of Informatics Information System Software Engineering and Applications (INISTA)*, vol. 5, no. 1, pp. 1–7, Nov. 2022, doi: 10.20895/inista.v5i1.766.